



Un modèle de recherche d'information collaborative basé sur l'expertise des utilisateurs

Laure Soulier, Lynda Tamine, Wahiba Bahsoun

► To cite this version:

Laure Soulier, Lynda Tamine, Wahiba Bahsoun. Un modèle de recherche d'information collaborative basé sur l'expertise des utilisateurs. COnférence en Recherche d'Information et Applications 2014 (CORIA 2014), Mar 2014, Nancy, France. pp.35-50. hal-01110713

HAL Id: hal-01110713

<https://hal.science/hal-01110713>

Submitted on 29 Jan 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Copyright

Un modèle de recherche d'information collaborative basé sur l'expertise des utilisateurs

Laure Soulier — Lynda Tamine — Wahiba Bahsoun

*UPS - Laboratoire IRIT
118 route de Nabonne - 31062 Toulouse Cedex 9
soulier, tamine, wbahsoun@irit.fr*

RÉSUMÉ. Dans ce papier, nous nous intéressons à un contexte de recherche d'information collaborative où les utilisateurs sont caractérisés par différents niveaux d'expertise du sujet de la requête. Nous proposons un modèle d'ordonnement de documents intégrant les rôles d'expert et de novice tenant compte de la spécificité de chacun des rôles et assignant un document à l'utilisateur le plus à même de le juger en fonction de son niveau d'expertise. Pour cela, les scores de pertinence document-requête sont calculés en y intégrant la variable rôle puis optimisés par la méthode d'apprentissage de maximisation de l'espérance mathématique. L'évaluation expérimentale est réalisée selon un cadre de simulation de la collaboration à partir de fichiers log de la collection TREC Interactive et montre l'efficacité de notre approche.

ABSTRACT. In this paper, we focus on a collaborative information retrieval context in which users have different domain expertise level. We present a role-based document ranking model, relying on the roles of domain expert and domain novice, which takes into account role peculiarities and assigns documents to the most likely suitable user according to users' domain expertise. For this purpose, the document relevance scores with respect to the query are, first, estimated by the role feature, and then, optimized by the Expectation-Maximization learning method. The experimental evaluation remains on a collaboration simulation framework based on the TREC Interactive dataset and shows the retrieval effectiveness of our model.

MOTS-CLÉS : Recherche d'information collaborative, expertise, modèle d'ordonnement, méthode d'apprentissage

KEYWORDS: Collaborative information retrieval, domain expertise, ranking model, learning method

1. Introduction

Un processus de recherche d'information est généralement perçu comme une activité individuelle, menée par un unique utilisateur en vue de satisfaire son besoin personnel en information (Baeza-Yates and Ribeiro-Neto, 1999). Cependant, il existe de nombreuses situations de recherche qui nécessitent, ou à la limite, gagneraient en efficacité lorsqu'elles sont réalisées collectivement par un groupe d'utilisateurs partageant un besoin en information commun. On cite particulièrement le cas de requêtes dites complexes (Shah, 2012b) ou exploratoires (Denning and Yaholkovsky, 2008) qui peuvent se décliner, en plus, dans des domaines d'application différents : domaine médical (Morris and Morris, 2011), e-Discovery (Attfield *et al.*, 2010) et recherche dans les bibliothèques digitales (Twidale and Nichols, 1996). Des travaux récents (Morris, 2013) montrent également que la recherche d'information collaborative est de plus en plus prépondérante dans les réseaux sociaux. La collaboration produit un effet synergique entre les utilisateurs (Shah and González-Ibáñez, 2011) du fait de la division du travail et/ou du partage des connaissances et conduit ainsi à un résultat collectif qui dépasse l'agrégation des résultats individuels (Shah, 2012b). Deux problématiques majeures sont sous-jacentes à la recherche d'information collaborative (RIC) (Joho *et al.*, 2009) : 1) permettre l'interaction et le partage des informations entre les utilisateurs ; 2) introduire le paradigme de la collaboration dans l'ordonnement des documents, en permettant une distribution des "*rankings*" entre les collaborateurs. Dans ce papier, nous traitons précisément de cette seconde problématique. Les travaux de l'état de l'art s'y affèrent peuvent être principalement catégorisés sur la base de l'introduction (Pickens *et al.*, 2008; Shah *et al.*, 2010; Soulier *et al.*, 2013) ou pas (Foley and Smeaton, 2009; Morris *et al.*, 2008) de la notion de rôle utilisateur dans le modèle de "*ranking*".

Pour notre part, nous proposons un modèle de RIC adapté à une paire de collaborateurs caractérisés par des rôles définis sur la base de leur niveau d'expertise vis-à-vis du sujet de la requête. Les niveaux d'expertise peuvent inclure : 1) des différences relatives entre les collaborateurs en considérant qu'un utilisateur est plus expert que l'autre sur le sujet d'une requête donnée ou 2) des différences absolues où le niveau d'expertise est situé aux extrêmes du spectre de l'expertise de domaine permettant d'identifier *a priori* des rôles d'experts ou de novices du domaine général de la requête. Notre modèle d'ordonnement des documents pertinents associés à une requête collaborative induit : 1) un calcul de score de pertinence des documents basé sur les rôles et 2) une classification des documents vis-à-vis de chacun des deux rôles par une méthode d'apprentissage, en l'occurrence la maximisation de l'espérance mathématique (Dempster *et al.*, 1977).

La suite du papier est organisée comme suit. La section 2 présente les travaux connexes au domaine de la RIC puis situe notre contribution dans ce contexte. Notre modèle de RIC est présenté dans la section 3. Le cadre de notre évaluation expérimentale est détaillé dans la section 4. Dans la section 5, nous présentons puis discutons les résultats obtenus. Enfin, la section 6 conclut le papier et annonce les directions de nos futurs travaux.

2. Travaux connexes et positionnement

2.1. Synthèse des modèles et techniques de RIC

Une activité de recherche d'information collaborative est définie comme un processus où plusieurs utilisateurs interagissent afin de satisfaire un besoin en information commun (Hansen and Järvelin, 2005). La collaboration est caractérisée par trois principes permettant d'éviter la redondance dans l'activité de recherche d'information (Morris and Teevan, 2009) : 1) *la division du travail* qui permet de séparer les tâches entre les utilisateurs (Pickens *et al.*, 2008; Shah *et al.*, 2010) et/ou de diviser les collections de documents à explorer (Foley and Smeaton, 2009; Shah *et al.*, 2010; Soulier *et al.*, 2013); 2) *le partage des connaissances* qui permet d'assurer le flux d'information entre les collaborateurs, principalement par le biais d'espaces de travail partagés facilitant les annotations ou les sauvegardes de documents (Shah, 2012a) et 3) *la sensibilisation à l'environnement collaboratif (awareness)* qui favorise la prise de conscience des collaborateurs à l'ensemble des actions, documents visités ou requêtes soumises durant la session de recherche collaborative (Smeaton *et al.*, 2006).

Parmi les précédents travaux (Foley and Smeaton, 2009; Morris *et al.*, 2008; Pickens *et al.*, 2008; Shah *et al.*, 2010; Soulier *et al.*, 2013), on peut distinguer ceux qui ont eu pour objectif fondamental de revisiter les modèles et/ou techniques de RI *ad-hoc*, telles que la réinjection de pertinence, des travaux qui ont introduit la notion de rôle utilisateur dans un modèle d'ordonnancement de documents de façon à tenir compte du contexte multi-utilisateurs. Dans la première catégorie des travaux, on cite particulièrement la contribution de Foley et al. (Foley and Smeaton, 2009) qui ont révisé le schéma de pondération BM25 afin de calculer la pertinence collective des termes par rapport au sujet de la requête, en se basant sur un processus de réinjection de pertinence. Dans cet objectif, la pertinence collective des documents est estimée à partir du jugement de l'ensemble des collaborateurs où chacun se voit attribuer un score d'autorité pouvant être assimilé à son niveau d'expertise. Morris et al. (Morris *et al.*, 2008) ont utilisé une approche de personnalisation pour définir, d'une part, un ordonnancement de documents pour chaque utilisateur et, d'autre part, une liste agrégée de documents capitalisant la pertinence collective des documents sélectionnés par l'ensemble des collaborateurs. Dans la seconde catégorie de travaux (Pickens *et al.*, 2008; Shah *et al.*, 2010; Soulier *et al.*, 2013), les auteurs proposent d'intégrer des rôles prédéfinis, reposant sur une taxonomie de rôles, spécifiée dans (Golovchinsky *et al.*, 2009). Le premier couple de rôles considéré dans le domaine est celui de prospecteur/mineur (*prospector/miner*) (Pickens *et al.*, 2008) garantissant une division des tâches entre les collaborateurs. Le prospecteur a pour objectif d'explorer de nouveaux champs de l'espace d'information tandis que la tâche du mineur est de garantir la richesse et la diversité des champs explorés. Chacun des rôles est respectivement associé à une fonction de pondération des termes pour la reformulation de la requête et une fonction d'ordonnancement des documents, toutes deux reposant sur les facteurs de pertinence et de fraîcheur. Un autre couple de rôles symétriques, reposant, en plus de la séparation des tâches, sur la constitution de sous-ensembles distincts de documents pour chaque collaborateur, est considéré dans (Shah *et al.*, 2010) : le

rassembleur et le surveilleur (*gatherer/surveyor*). La tâche du premier est d'identifier rapidement les documents pertinents tandis que celle du second est de sélectionner des documents en garantissant une diversité thématique. Dans cet objectif, les auteurs proposent de fusionner les listes de documents résultats pour la requête soumise par chaque collaborateur afin d'attribuer aux documents un score de vote qui est ensuite réutilisé pour la classification des ces mêmes documents. Enfin, dans nos précédents travaux (Soulie *et al.*, 2013), nous considérons l'unique rôle d'expert et proposons un modèle d'ordonnement des documents vis-à-vis d'une requête à multiples facettes thématiques. Celles-ci sont identifiées par l'algorithme d'allocation latente de Dirichlet (LDA) et servent de support pour la représentation des documents et des collaborateurs. L'ordonnement des documents est basé sur une méthode d'apprentissage des scores d'appariement documents-experts basée sur le niveau d'expertise de chacun des collaborateurs vis-à-vis des facettes de la requête.

2.2. Positionnement

Dans ce papier, nous nous intéressons à la collaboration synchrone entre deux utilisateurs, caractérisés *a priori* par différents niveaux d'expertise (différence relative ou absolue) vis-à-vis du sujet de la requête, ce qui leur confèrent ainsi les rôles d'experts et de novices. L'activité de recherche d'information est définie comme un processus de recherche itératif, avec réinjection de pertinence, où l'hypothèse de pertinence est basée sur les actions des collaborateurs à chaque itération de recherche (*click*, sélection/lecture, ...). A chaque itération, un score de pertinence de document relatif à chaque rôle est d'abord calculé ; ensuite, les scores sont optimisés sur l'ensemble de la session de recherche, à l'aide d'une méthode d'apprentissage basée sur la maximisation de l'espérance (EM) (Dempster *et al.*, 1977). Notre contribution diffère des précédents travaux du domaine selon les aspects suivants :

- *Les rôles considérés* : nous introduisons un modèle de RIC prenant en compte un nouveau couple de rôles, en l'occurrence expert/novice de domaine. Bien que déjà spécifié dans la taxonomie des rôles de collaboration (Golovchinsky *et al.*, 2009), à notre connaissance, aucun modèle de RIC ne l'a intégré dans les précédents travaux (Pickens *et al.*, 2008; Shah *et al.*, 2010; Soulie *et al.*, 2013).

- *Le principe d'ordonnement des documents* : notre modèle induit le calcul de la pertinence personnalisée d'un document compte tenu d'un rôle en se basant sur une représentation explicite du profil utilisateur, à la différence du modèle présenté dans Foley *et al.* (Foley and Smeaton, 2009) qui ordonne les documents pertinents en utilisant un schéma de pondération terme-document basé sur un score d'autorité collective.

- *Le principe de la division du travail* : en plus de la non réallocation des documents déjà visités, telle que proposée dans de précédents travaux (Foley and Smeaton, 2009; Morris *et al.*, 2008; Shah *et al.*, 2010), nous renforçons le déploiement du principe de division du travail entre les collaborateurs par la génération d'ordonnements sans recouvrements, issus d'une classification basée sur l'algorithme EM.

3. Un modèle de RIC adapté à l'expertise des collaborateurs

3.1. Problématique, définitions et notations

Nous considérons un cadre de RIC synchrone impliquant deux utilisateurs $\{u_j, u_{j'}\} \in U \times U$, où U représente l'ensemble des utilisateurs, qui collaborent afin de satisfaire un besoin partagé en information, modélisé par une requête collaborative q . Ces utilisateurs sont caractérisés par des rôles symétriques $\{\mathcal{R}(u_j), \mathcal{R}(u_{j'})\} \in \mathcal{R} \times \mathcal{R}$ avec $\mathcal{R} = \{\text{expert, novice}\}$. Dans ce papier, nous traitons particulièrement les questions de recherche suivantes :

- 1) Comment exploiter le niveau d'expertise de chacun des utilisateurs pour calculer la pertinence des documents vis-à-vis de la requête collaborative ?
- 2) Comment optimiser la collaboration à travers le calcul d'ordonnements adaptés à chaque utilisateur individuellement et à la paire d'utilisateurs collectivement ?

Pour cela, nous introduisons ci-après les éléments clés du modèle.

- *Session de recherche collaborative* : une session de recherche est basée sur un processus itératif de réinjection de pertinence, délimité : a) au début, par l'expression d'un besoin en information partagé entre les collaborateurs, b) à la fin, par l'absence d'actions de jugement (implicites ou explicites) du côté des collaborateurs et/ou l'expression d'un nouveau besoin en information. Chaque itération de recherche k est lancée par le jugement (sélection) de documents d_i (*click* par exemple) par un utilisateur u_j qui conduit instantanément au réordonnement des documents non jugés \mathcal{D}_{ns}^k et à la proposition d'une nouvelle liste $l^k(u_j, \mathcal{D}_{ns}^k)$ à ce même utilisateur u_j . Pour respecter le principe de division du travail, seuls les documents non jugés par le collaborateur u_j sont contenus dans cette nouvelle liste ordonnée. Réciproquement, le même processus itératif est déployé du côté de l'utilisateur $u_{j'}$.

- *Profil utilisateur* : le profil $\pi(u_j)^k$ d'un utilisateur u_j à une itération k modélise les "connaissances" du sujet de la requête, acquise par l'utilisateur u_j jusqu'à l'itération de recherche k . Pour cela, nous considérons une représentation dynamique basée sur la fréquence des termes qui est mise à jour au fur et à mesure que l'utilisateur juge les documents pendant la session de recherche :

$$\pi(u_j)^k = \{(t_1, w_{1j}^k), \dots, (t_v, w_{vj}^k), \dots, (t_z, w_{zj}^k)\} \quad [1]$$

$$\text{avec } w_{vj}^k = \frac{w_{vq} + \sum_{d_{i'} \in \mathcal{D}(u_j)^k} w_{vi'}}{1 + \sum_{d_{i'} \in \mathcal{D}(u_j)^k} |d_{i'}|}$$

où z est le nombre total de termes inclus dans la requête q et les documents sélectionnés $\mathcal{D}(u_j)^k$ à l'itération k par l'utilisateur u_j . Les poids w_{vq} et $w_{vi'}$ sont respectivement ceux du terme t_v dans la requête q et le document $d_{i'}$. Le nombre de termes dans le document $d_{i'}$ est noté $|d_{i'}|$. Nous modélisons également la requête q de façon vectorielle où chaque élément correspond au couple (t_v, w_{vq}) représentant un terme t_v de la requête et son poids associé w_{vq} respectif dans la requête. Notons qu'en début de session, le profil est initialisé seulement à partir des poids des termes de la requête q .

3.2. Description du modèle d'ordonnancement des documents

3.2.1. Calcul des scores de pertinence des documents basés sur les rôles

La pertinence d'un document d_i vis-à-vis de la requête q , par rapport à un utilisateur u_j à l'itération de recherche k , est estimée comme suit :

$$P^k(d_i|u_j, q) = \frac{P^k(u_j|d_i, q) \cdot P^k(d_i|q)}{P^k(u_j|q)} \quad [2]$$

En se basant sur les hypothèses que la probabilité $P^k(u_j|q)$ n'est pas discriminante pour estimer la pertinence du document et que l'utilisateur u_j est indépendant de la requête q , on obtient :

$$P^k(d_i|u_j, q) \propto P^k(u_j|d_i) \cdot P^k(d_i|q) \quad [3]$$

La probabilité $P^k(u_j|d_i)$ est estimée suivant une modélisation basée sur le modèle de langue par la probabilité $P(\pi(u_j)^k|\theta_{d_i})$ où l'utilisateur u_j est estimé par sa distribution des termes de son profil $\pi(u_j^k)$ à l'itération k , comme suit :

$$P(\pi(u_j)^k|\theta_{d_i}) = \prod_{(t_v, w_{vj}^k) \in \pi(u_j)^k} [\lambda_{ij}^k P(t_v|\theta_{d_i}) + (1 - \lambda_{ij}^k) P(t_v|\theta_C)]^{w_{vj}^k} \quad [4]$$

On calcule la probabilité $P^k(d_i|q)$ comme : $P^k(d_i|q) = P^k(q|d_i) \cdot P^k(d_i)$. En considérant en plus, que le score du document par rapport à la requête est invariant quelle que soit l'itération k et que la probabilité $P(d_i)$ n'est pas discriminante dans le calcul de la probabilité $P^k(d_i|q)$, on calcule $P(q|d_i)$ en utilisant le modèle de langue lissé (Jelinek and Mercer, 1980) :

$$P(q|d_i) = \prod_{(t_v, w_{vq}) \in q} [\lambda P(t_v|\theta_{d_i}) + (1 - \lambda) P(t_v|\theta_C)]^{w_{vq}} \quad [5]$$

$$\text{avec } P(t_v|\theta_{d_i}) = \frac{tf(t_v, d_i)}{|d_i|} \text{ et } P(t_v|\theta_C) = \frac{tf(t_v, C)}{|C|}$$

où le document d_i est représenté par une distribution multinomiale θ_{d_i} par rapport au terme, $tf(t_v, d_i)$ et $tf(t_v, C)$ sont respectivement les fréquences des termes t_v dans le document d_i et la collection de document C . Le nombre de termes dans le document d_i et la collection C sont notés $|d_i|$ et $|C|$, λ est un paramètre de lissage.

Nous remplaçons, dans l'Equation 4, ce paramètre de lissage par un paramètre dynamique λ_{ij}^k basé sur le document d_i et le rôle $\mathcal{R}(u_j)$ de l'utilisateur u_j qui peut être celui d'expert ou novice. Les caractéristiques de ces rôles sont basées sur deux hypothèses :

1) les experts de domaine utilisent un vocabulaire plus technique et une terminologie mieux appropriée durant la session de recherche (Hölscher and Strube, 2000; White *et al.*, 2009) ;

2) la nouveauté des documents est, en plus de la pertinence, un facteur important dans l'évaluation d'un ordonnancement (Soboroff and Harman, 2005) ; il est d'autant plus important dans un processus de recherche par réinjection de pertinence afin

d'éviter de retourner des documents similaires à ceux déjà jugés.

Pour l'expert u_j et étant donné un document d_i , plus le document est spécifique et nouveau par rapport aux documents déjà sélectionnés, plus la valeur de λ_{ij} est importante. Pour le novice, moins le document d_i est spécifique et plus il est nouveau par rapport aux documents déjà sélectionnés, plus la valeur de λ_{ij} est importante.

Par conséquent, nous estimons λ_{ij} comme suit, en considérant $\beta = 1$ pour l'expert et $\beta = -1$ pour le novice de domaine :

$$\lambda_{ij}^k = \frac{Nouv(d_i, \mathcal{D}(u_j)^k) \cdot Spec(d_i)^\beta}{\max_{d_{i'} \in \mathcal{D}} Nouv(d_{i'}, \mathcal{D}(u_j)^k) \cdot Spec(d_{i'})^\beta} \quad [6]$$

Le facteur de spécificité $Spec(d_i)$ permet d'estimer le niveau de description des termes utilisés dans le document d_i , sur la base de leurs fréquences dans la collection (Kim, 2006) :

$$Spec(d_i) = moy_{t_v \in d_i} Pspec(t_v) = moy_{t_v \in d_i} (-\log(\frac{fd_{t_v}}{N})) \quad [7]$$

où fd_{t_v} représente le nombre de documents incluant le terme t_v et N est la taille de la collection C de document.

Le facteur de nouveauté $Nouv(d_i, \mathcal{D}(u_j)^k)$ estime le gain marginal de connaissances apporté par le document d_i par rapport à l'ensemble des documents $\mathcal{D}(u_j)^k$ déjà sélectionnés par l'utilisateur u_j à l'itération k . Il est calculé comme suit :

$$Nouv(d_i, \mathcal{D}(u_j)^k) = \min_{d_{i'} \in \mathcal{D}(u_j)^k} d(d_i, d_{i'}) \quad [8]$$

où la distance d dépend de la fonction de similarité de Jaccard $sim(d_i, d_{i'})$ entre deux documents d_i et $d_{i'}$ et est estimée par $d(d_i, d_{i'}) = 1 - sim(d_i, d_{i'})$.

3.2.2. Apprentissage des ordonnancements de documents basés sur les rôles

Dans cette étape, nous utilisons l'algorithme de maximisation de l'espérance (EM) (Dempster *et al.*, 1977) pour optimiser la fonction de pertinence des documents en considérant, comme données d'apprentissage, les scores des documents basés sur les rôles estimés lors de l'étape précédente. Les résultats de cet algorithme sont ensuite utilisés pour ordonnancer et classer les documents par rapport à l'utilisateur le plus à mêmes de les juger. Les notations utilisées sont décrites dans le Tableau 1 et le principe d'ordonnement détaillé dans l'Algorithme 1.

1. Apprentissage de l'appariement document-collaborateur.

Nous appliquons l'algorithme de maximisation de l'espérance EM dont les deux étapes sont les suivantes :

| | |
|---|---|
| $X_j^k = \{x_{1j}^k, \dots, x_{ij}^k, \dots, x_{nsj}^k\}$ | le score des documents non sélectionnés \mathcal{D}_{ns} où chaque élément x_{ij} est estimé par l'équation 3. |
| X^k | La matrice des scores x_{ij}^k pour l'ensemble des documents et utilisateurs. |
| $R_j = \{Rel, NRel\}$ | La variable latente de la pertinence ou non pertinence d'un document pour un utilisateur u_j . |
| ϕ_j^k | La fonction de densité de la loi gaussienne modélisant la pertinence des documents par rapport à l'utilisateur u_j à l'itération k . |
| ψ_j^k | La fonction de densité de la loi exponentielle modélisant la non pertinence des documents par rapport à l'utilisateur u_j à l'itération k . |
| α_j^k | Le coefficient du modèle de mélange. |
| θ_j^k | Les paramètres des distributions des scores à l'itération k étant donné l'utilisateur u_j correspondant à la loi gaussienne ϕ_j^k , μ_j^k et σ_j^k , et à la loi exponentielle ψ_j^k , λ_j^k . |

Tableau 1. Notations utilisées pour l'algorithme d'allocation par méthode d'apprentissage

– *E-step.* Lors de cette étape, nous estimons la probabilité $P(R_j = Rel|x_{ij}^k)$ de la pertinence d'un document pour un utilisateur u_j sachant son score x_{ij}^k comme suit :

$$P(R_j = Rel|x_{ij}^k) = \frac{p_j}{p_j + \bar{p}_j} \quad [9]$$

$$avec \ p_j = P(x_{ij}^k | R_j = Rel) \cdot P(R_j = Rel)$$

$$et \ \bar{p}_j = P(x_{ij}^k | R_j = NRel) \cdot P(R_j = NRel)$$

La probabilité $P(R_j = Rel|x_{ij}^k)$ peut être réécrite en utilisant le modèle de mélange basé sur les lois gaussiennes et exponentielles :

$$P(R_j = Rel|x_{ij}^k) \propto \frac{\alpha_j^k \cdot \phi_j^k(x_{ij}^k)}{\alpha_j^k \cdot \phi_j^k(x_{ij}^k) + (1 - \alpha_j^k) \cdot \psi_j^k(x_{ij}^k)} \quad [10]$$

– *M-step.* Cette étape permet de mettre à jour les paramètres θ_j^k et définit la convergence de l'algorithme. Pour cela, nous utilisons la log-vraisemblance des données complétées $\mathcal{L}(R_j = Rel|X_j^k, \theta_j^k)$, définie de la façon suivante :

$$\mathcal{L}(R_j = Rel|X_j^k, \theta_j^k) = \sum_{h=1}^n \sum_{j=1}^2 \log(P(x_{ij}^k, R_j = Rel|\theta_j^k)) P(R_j = Rel|x_{ij}^k)$$

avec $P(x_{ij}^k, R_j = Rel|\theta_j^k) = \alpha_j^k \cdot \phi_j^k(x_{ij}^k)$ [11]

Nous obtenons pour chaque utilisateur une liste δ_j^k de documents ordonnés selon la probabilité $P(R_j = Rel|x_{ij}^k)$.

Algorithm 1: Allocation des documents par méthode d'apprentissage

Données: $\mathcal{D}_{ns}^k, U, u_j, X^k$

Résultat: $l^k(u_j, \mathcal{D}_{ns}^k)$

Début

/ Etape 1: Apprentissage de l'appariement document-collaborateur */*

Répéter

$\delta_j^k = \emptyset$

$\delta_{j'}^k = \emptyset$

/ E-step */*

Pour chaque document $d_i \in \mathcal{D}_{ns}$ faire

Pour chaque utilisateur u_j faire

$$P(R_j = Rel|x_{ij}^k) = \frac{\alpha_j^k \cdot \phi_j^k(x_{ij}^k)}{\alpha_j^k \cdot \phi_j^k(x_{ij}^k) + (1 - \alpha_j^k) \cdot \psi_j^k(x_{ij}^k)}$$
$$\delta_j^k = \delta_j^k \cup (d_i, P(R_j = Rel|x_{ij}^k))$$

/ M-step */*

Pour chaque utilisateur u_j faire

$$S_j^k = \sum_{h=1}^n P(R_j = Rel|x_{hj}^k)$$
$$\alpha_j^k = \frac{1}{n} S_j^k$$
$$\mu_j^k = \frac{1}{S_j^k} \sum_{h=1}^n P(R_j = Rel|x_{hj}^k) \cdot x_{hj}^k$$
$$\sigma_j^k = \frac{1}{S_j^k} \sum_{h=1}^n P(R_j = Rel|x_{hj}^k) \cdot (x_{hj}^k - \mu_j^k)^2$$
$$\lambda_j^k = \frac{\sum_{h=1}^n (1 - P(R_j = Rel|x_{hj}^k))}{\sum_{h=1}^n (1 - P(R_j = Rel|x_{hj}^k)) \cdot x_{hj}^k}$$

jusqu'à convergence

/ Etape 2: Allocation des documents aux utilisateurs */*

Pour chaque document $d_i \in \mathcal{D}_{ns}$ faire

Si $r_{jj'}^k(d_i, \delta_j^k, \delta_{j'}^k) = 1$ alors

$$l^k(u_j, \mathcal{D}_{ns}^k) = l^k(u_j, \mathcal{D}_{ns}^k) \cup (d_i, P(R_j = Rel|x_{ij}^k))$$

Retourne $l^k(u_j, \mathcal{D}_{ns}^k)$

2. Allocation des documents aux collaborateurs

L'objectif, ici, est de déterminer quel utilisateur est le plus à même de juger de la pertinence d'un document d_i . Nous utilisons les listes δ_j^k et $\delta_{j'}^k$, de chaque utilisateur et, plus particulièrement, nous observons les rangs du document d_i dans ces deux listes. Intuitivement, nous faisons l'hypothèse que si le rang d'un document est plus petit dans la liste δ_j^k , alors ce document est présenté à l'utilisateur u_j . Par conséquent, nous modélisons la fonction d'allocation suivante :

$$r_{jj'}^k(d_i, \delta_j^k, \delta_{j'}^k) = \begin{cases} 1 & \text{si } rang(d_i, \delta_j^k) < rang(d_i, \delta_{j'}^k) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad [12]$$

où $rang(d_i, \delta_j^k)$ et $rang(d_i, \delta_{j'}^k)$ représentent le rang du document d_i respectivement dans les listes ordonnées δ_j^k et $\delta_{j'}^k$. Ainsi, si $r_{jj'}^k(d_i, \delta_j^k, \delta_{j'}^k) = 1$, le document d_i est as-

socié à l'utilisateur u_j pour construire sa liste finale $l^k(u_j, \mathcal{D}_{ns}^k)$; sinon, il est présenté à l'utilisateur $u_{j'}$. Enfin, pour garantir la division du travail, un document d_i est inclus dans la liste finale $l^k(u_j, \mathcal{D}_{ns}^k)$ de l'utilisateur u_j si ce document n'est pas présenté dans la liste $l^k(u_{j'}, \mathcal{D}_{ns}^k)$ actuellement présentée à l'itération k à l'autre utilisateur.

4. Cadre expérimental

A notre connaissance, hormis les collections propriétaires, il n'existe pas à ce jour de collection de test standard pour l'évaluation de l'efficacité de la RIC. Dans le but d'expérimenter l'efficacité de notre modèle, nous nous sommes basés sur un protocole de simulation de la collaboration qui exploite la collection TREC Interactive 6-7-8, et qui est une extension de celui présenté dans (Foley and Smeaton, 2009). L'évaluation expérimentale a pour objectif d'analyser l'efficacité classique de notre modèle en termes de précision, mais également en termes de diversité des résultats en lien avec la collaboration. A cet effet, nous analysons les sessions de collaboration selon deux angles : 1) l'angle de la session de recherche où l'objectif est de mesurer l'efficacité globale des itérations de recherche liées à chaque session, 2) l'angle du rôle où l'objectif est d'analyser les différences éventuelles de l'efficacité de recherche entre les rôles d'expert Vs. novice. Notons que pour l'ensemble de l'expérimentation, nous avons utilisé le moteur de recherche académique Terrier (<http://terrier.org/>).

4.1. Données expérimentales

4.1.1. Collection de documents

Nous avons utilisé la collection TREC Financial Times of London 1991-1994 (disque 4 de la Collection TREC ad-hoc) qui inclut 210 158 articles, 20 sujets de recherche (*topics*) et deux types de fichiers *log*. Nous avons particulièrement considéré ceux qui fournissaient la liste annotée temporellement des requêtes soumises et des documents sélectionnés (*click* comme indicateur de pertinence implicite). Nous avons ainsi retenu 197 utilisateurs et requêtes individuelles issus de 7 participants. Pour chaque sujet de recherche, nous avons retenu comme documents pertinents (vérité de terrain) ceux qui avaient été au moins sélectionnés par deux utilisateurs différents lors d'une session de recherche individuelle reliée à ce même sujet.

4.1.2. Simulation de la collaboration

Nous avons étendu le cadre expérimental présenté dans (Foley and Smeaton, 2009) par la création de paires de collaborateurs avec les rôles d'expert/novice. Conformément aux hypothèses faites dans la section 3.2.1 permettant d'identifier le rôle $\mathcal{R}(u_j)$ d'un utilisateur u_j , nous considérons la spécificité moyenne des documents qu'il a sélectionnés $\mathcal{D}^{\delta\tau}(u_j)$ au cours de la session $\delta\tau$ reliée au sujet TREC τ . Par conséquent, le niveau d'expertise $Expertise(u_j, \tau)$ d'un utilisateur u_j par rapport à un sujet TREC τ est estimé comme suit :

$$Expertise_S(u_j, \tau) = \frac{\sum_{d_i \in \mathcal{D}^{\delta\tau}(u_j)} Spec(d_i)}{|\mathcal{D}^{\delta\tau}(u_j)|} \quad [13]$$

avec $|\mathcal{D}^{\delta_\tau}(u_j)|$ correspondant au nombre de documents sélectionnés par l'utilisateur u_j lors de la session δ_τ . Une fois le niveau d'expertise identifié pour chaque utilisateur, nous avons considéré deux méthodes de construction des paires de collaborateurs :

1) *La méthode exhaustive*, notée *MEch*, considère toutes les combinaisons possibles $c(u_j, u_{j'})$ d'utilisateurs u_j et $u_{j'}$, appartenant au même groupe de participants et ayant réalisé une session reliée au même sujet TREC τ . Les rôles sont ensuite attribués aux utilisateurs selon le principe de différence relative de l'expertise : l'utilisateur u_j avec le niveau d'expertise $Expertise(u_j, \tau)$ le plus élevé reçoit le rôle d'expert du sujet de la requête et l'autre utilisateur $u_{j'}$ est considéré comme novice. Nous avons ainsi dénombré 243 paires de collaborateurs.

2) *La méthode sélective*, notée *MSel* construit les paires d'utilisateurs seulement à partir d'utilisateurs qui ont un niveau d'expertise général établi en amont. Dans cet objectif, nous avons effectué une classification, en utilisant l'algorithme des 2-means des utilisateurs ayant interagi avec le système sur une session reliée au même sujet TREC τ ; on considère comme critère de classification le niveau d'expertise $Expertise(u_j, \tau)$ de chaque utilisateur u_j . Nous obtenons ainsi deux classes d'utilisateurs pour chaque sujet TREC τ , respectivement une pour les experts et une autre pour les novices. Ensuite, nous avons réalisé toutes les combinaisons possibles $c(u_j, u_{j'})$ d'expert de domaine u_j et de novice du domaine $u_{j'}$, identifiés lors de la classification. Ainsi, 95 paires de collaborateurs sont identifiées.

Pour chaque sujet TREC τ et pour chaque paire d'utilisateurs u_j et $u_{j'}$ avec rôles associés, nous avons fusionné les requêtes individuelles q_{u_j} et $q_{u_{j'}}$ identifiées dans les fichiers *log*, afin de former une requête collaborative q . Respectivement, pour chaque méthode de construction des paires, nous avons au total 243 et 95 requêtes collaboratives. Nous avons également simulé la chronologie des documents sélectionnés lors de la session de collaboration par les deux utilisateurs u_j et $u_{j'}$ en fusionnant le déroulement de leur sessions de recherche respectives, visibles dans les fichiers *log*. Lors de l'expérimentation, nous nous assurons qu'un document d_i ne peut être sélectionné par un utilisateur u_j que s'il est présenté dans sa liste $l^k(u_j, \mathcal{D}_{ns}^k)$ de documents couramment présentée.

4.2. Scénarios de référence

Dans le but d'évaluer l'impact de chaque composante de notre modèle, nous définissons les trois scénarios de référence suivants :

- *SansDT* : ce scénario inclut les deux étapes du modèle, à savoir le calcul des scores basés sur les rôles et l'allocation des documents par la méthode d'apprentissage. Cependant, il ne garantit pas la division du travail.
- *SansEM* : ce scénario inclut seulement la première étape du calcul des scores basés sur les rôles. Cependant, la division du travail est considérée.
- *SansEMDT* : ce scénario inclut la première étape du modèle, à savoir le calcul des scores basés sur les rôles, sans garantir la division du travail. Ce scénario peut être considéré comme un modèle de personnalisation dans un cadre de RI individuelle.

Dans le but de comparer notre modèle à un modèle de RIC de l'état de l'art, nous considérons le scénario suivant :

– *FS* : ce scénario correspond au modèle proposé dans (Foley and Smeaton, 2009) (Cf. Section 2.2). Nous avons effectué un paramétrage optimal de ce modèle sur la mesure d'autorité et nous avons obtenu une valeur de 0,6 pour l'utilisateur le plus autoritaire, perçu dans notre cadre d'évaluation comme expert, et une valeur de 0,4 pour l'autre utilisateur, appelé ici novice.

4.3. Métriques d'évaluation

Conformément aux objectifs de notre évaluation, nous distinguons deux grandes catégories de mesures appliquées au rang 30, détaillées dans le Tableau 2.

1) *Les mesures orientées précision* : permettent de mesurer l'efficacité en termes de nombre documents pertinents retournés. Compte tenu de la distribution irrégulière du nombre d'itérations au sein des sessions de recherche collaboratives simulées, nous utilisons la mesure de micro-precision (Sebastiani, 2002) à trois niveaux : session, rôle et itération.

2) *Les mesures orientées collaboration* : permettent de mesurer l'efficacité en termes de diversité des documents retournés aux deux utilisateurs, sur l'ensemble de la session de recherche. A cet effet, nous considérons deux indicateurs basés sur la mesure de couverture décrite dans (Shah, 2012b).

| Métrique | Formule |
|-----------------|--|
| Micro-Précision | Niveau session $P@30 = \frac{1}{ \theta } \sum_{\tau \in \theta} \frac{1}{ \delta_\tau } \sum_{S \in \delta_\tau} \frac{\sum_{l \in \{L_S\}} Drel_l}{\sum_{l \in \{L_S\}} Dsel_l}$ |
| | Niveau rôle $P@30^r = \frac{1}{ \theta } \sum_{\tau \in \theta} \frac{1}{ \delta_\tau } \sum_{S \in \delta_\tau} \frac{\sum_{l \in \{L_{S,r}\}} Drel_l}{\sum_{l \in \{L_{S,r}\}} Dsel_l}$ |
| | Niveau itération $P@30^k = \frac{1}{ \theta } \sum_{\tau \in \theta} \frac{1}{ \delta_\tau } \sum_{S \in \delta_\tau} \frac{\sum_{l \in \{L_{S,k}\}} Drel_l}{\sum_{l \in \{L_{S,k}\}} Dsel_l}$ |
| Diversité | Ratio de couverture $C@30 = \frac{1}{ \theta } \sum_{\tau \in \theta} \frac{1}{ \delta_\tau } \sum_{S \in \delta_\tau} \frac{Dist(L_S)}{\sum_{l \in L_S} l }$ |
| | Ratio de couverture pertinente $PC@30 = \frac{1}{ \theta } \sum_{\tau \in \theta} \frac{1}{ \delta_\tau } \sum_{S \in \delta_\tau} \frac{DistPert(L_S)}{\sum_{l \in L_S} l }$ |

Tableau 2. Métriques d'évaluation

Les notations utilisées sont les suivantes : θ est l'ensemble des sujets TREC et δ_τ représente l'ensemble des sessions de recherche S reliées au sujet TREC τ . Le rôle de l'utilisateur est noté $r \in \mathcal{R} = \{\text{expert, novice}\}$. L_S et $L_{S,r}$ représentent l'ensemble des listes ordonnées présentées aux collaborateurs caractérisés par le rôle r , dans la session de recherche S . $L_{S,k}$ représente l'ensemble des listes ordonnées présentées aux collaborateurs dans la session S à l'itération k . $Drel_l$ et $Dsel_l$ expriment le nombre de documents pertinents, respectivement sélectionnés, dans la liste l . $Dist(L_S)$ et $DistPert(L_S)$ correspondent au nombre de documents distincts, respectivement documents distincts et pertinents, dans l'ensemble des listes présentées lors de la session S . Enfin, le nombre total de documents présentés dans cette même session est noté $|l|$.

| | Scénarios | $P@30$ | %Tx | $C@30$ | %Tx | $PC@30$ | %Tx |
|-----------|---------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|---------------|
| ME_{xh} | SansDT | 0,260 | +2, 28% | 0,383 | +35, 81% *** | 0,086 | +42, 56% *** |
| | SansEM | 0,250 | +6, 34% *** | 0,364 | +42, 87% *** | 0,080 | +52, 36% *** |
| | SansEMDT | 0,283 | -6, 28% | 0,279 | +86, 73% *** | 0,058 | +112, 92% *** |
| | FS | 0,221 | +17, 64% *** | 0,442 | +17, 07% *** | 0,086 | +41, 91% *** |
| | ENColl | 0,266 | - | 0,520 | - | 0,123 | - |
| MS_{el} | SansDT | 0,275 | +4, 09%* | 0,362 | +31, 73% *** | 0,080 | +29, 63% *** |
| | SansEM | 0,268 | +7, 01%* | 0,335 | +42, 46% *** | 0,072 | +43, 99% *** |
| | SansEMDT | 0,303 | -5, 26% | 0,258 | +84, 73% *** | 0,050 | +105, 88% *** |
| | FS | 0,208 | +32, 21% *** | 0,429 | +10, 95%* | 0,075 | +37, 99% *** |
| | ENColl | 0,287 | - | 0,477 | - | 0,103 | - |

Tableau 3. Comparaison de l'efficacité de notre modèle collaboratif au niveau des sessions - % Tx : Taux d'accroissement dû à notre modèle. Test de significativité de student * : $0,01 < t < 0,05$; ** : $0,001 < t < 0,01$; *** : $t < 0,001$

5. Résultats expérimentaux

5.1. Analyse de l'efficacité au niveau de la session de recherche collaborative

Le Tableau 3 présente les précisions de recherche obtenues avec les différents modèles de RIC, selon les deux stratégies de construction des rôles des utilisateurs. Les résultats montrent que les valeurs obtenues par notre modèle, *noté ENColl*, dépassent généralement celles des scénarios de référence, autant pour la mesure de précision, $P@30$, que pour les mesures orientées collaboration, $C@30$ et $PC@30$. Nous observons également que les tendances sont similaires entre les deux variantes de construction des paires de rôles. Notre modèle peut par conséquent être utilisé autant pour le cadre particulier de la collaboration entre experts et novices que pour le cas plus général de niveau d'expertise relative entre les deux utilisateurs qui collaborent. Plus précisément, nous constatons que notre modèle présente des taux d'accroissement significatifs par rapport au modèle collaboratif *FS* de 17% à 42% quelles que soient les mesures d'évaluation ou les variantes des paires de rôles. Ces résultats peuvent être expliqués par le fait que notre modèle propose des listes personnalisées de documents en tenant compte du rôle des utilisateurs tandis que le modèle *FS* ordonne les documents selon un score agrégé de pertinence collective. Un autre aspect intéressant est d'analyser les différentes variantes de notre modèle, *SansDT*, *SansEM* et *SansEMDT*. Nous observons que l'algorithme EM et la division du travail apportent par rapport aux scénarios *SansDT* et *SansEM*. Lorsque les deux composantes sont ôtées du modèle, nous constatons cependant une faible diminution non significative de notre modèle par rapport au scénario *SansEMDT*. Cependant, celle-ci est contrebalancée par le fait que les mesures orientées collaboration sont significativement plus élevées en faveur de notre modèle, avec des améliorations comprises entre 85% et 113%. Nous pouvons expliquer ce constat par le fait que le modèle *SansEMDT* propose un modèle d'ordonnement personnalisé dans un contexte de RI classique tandis que notre modèle applique une méthode de personnalisation dans un contexte collaboratif, garantissant un double principe de division du travail, par l'algorithme d'allocation par méthode d'apprentissage et par le non-ordonnement des documents simulta-

nément présentés dans la liste de l'autre utilisateur. Ainsi la précision calculée pour notre modèle est plus particulièrement basée sur une pertinence résiduelle.

5.2. Analyse de l'efficacité au niveau des rôles des utilisateurs

Le second objectif de notre expérimentation est d'analyser l'efficacité de notre modèle au niveau des rôles. Le Tableau 4 présente les mesures obtenues par chacun des deux rôles en terme de micro-précision, $P@30^r$, à la condition de ne considérer que les listes de documents présentées à un rôle particulier.

| | Scénarios | $MExh$ | | | | $MSel$ | | | |
|--------|-----------|----------|------------|---------|-------------|----------|-------------|---------|--------------|
| | | $P@30^r$ | %Tx | $PC@30$ | %Tx | $P@30^r$ | %Tx | $PC@30$ | %Tx |
| Expert | SansDT | 0,253 | +5, 43% | 0,134 | +13, 22% * | 0,268 | +9, 12%* | 0,153 | +8, 96% |
| | SansEM | 0,246 | +8, 44% * | 0,079 | +92, 67% * | 0,270 | +8, 22% | 0,080 | +106, 93%*** |
| | SansEMDT | 0,268 | -0, 59% | 0,103 | +47, 80%*** | 0,295 | -0, 94% | 0,110 | +50, 98%* |
| | FS | 0,219 | +22, 11%** | 0,093 | +66, 17%* | 0,244 | +19, 74%* | 0,086 | +92, 70%** |
| | ENColl | 0,267 | | 0,152 | | 0,292 | | 0,166 | |
| Novice | SansDT | 0,233 | +0, 60% | 0,138 | +12, 05% | 0,270 | +0, 47% | 0,163 | +3, 60% |
| | SansEM | 0,217 | +7, 70%* | 0,095 | +62, 24%*** | 0,242 | +11, 68%*** | 0,115 | +46, 53%** |
| | SansEMDT | 0,253 | -7, 30%*** | 0,111 | +39, 35%* | 0,287 | -5, 69% | 0,126 | +33, 78% |
| | FS | 0,222 | +5, 63% | 0,102 | +51, 03%* | 0,237 | +14, 17% | 0,125 | +35, 08% |
| | ENColl | 0,235 | | 0,154 | | 0,271 | | 0,169 | |

Tableau 4. Comparaison de l'efficacité de notre modèle en fonction des rôles des utilisateurs - % Tx : Taux d'accroissement dû à notre modèle. Test de significativité de student * : $0,01 < t < 0,05$; ** : $0,001 < t < 0,01$; *** : $t < 0,001$

Nous observons que notre modèle est généralement plus efficace, pour les deux rôles, en terme de micro-precision et de ratio de couverture pertinente par rapport aux autres scénarios de référence. Cependant, nous notons que les accroissements obtenus grâce à notre modèle sont plus importants pour les experts que pour les novices. A titre d'exemple, les accroissements sont significatifs par rapport au modèle collaboratif *FS* et sont compris entre 19% et 92% pour l'expert de domaine alors qu'ils sont compris entre 5% et 51% pour le novice de domaine. Ces résultats laissent supposer que le modèle proposé est plus efficace pour les experts que pour les novices avec une explication liée au fait que le jugement de pertinence (même implicite) de l'expert est une meilleure source d'évidence pour le processus de réinjection de pertinence que celui fourni par le novice, comme constaté également dans de précédents travaux (White *et al.*, 2009).

Pour vérifier cela, nous avons évalué la significativité de ces différences des précisions des résultats expert Vs. novice à l'aide d'un test de student. Les résultats, présentés dans le Tableau 5, montrent clairement que les différences ne sont pas significatives (p-values $> 0,05$), ce qui ne nous permet pas de confirmer le biais constaté.

| Scenarios | <i>MExh</i> | <i>MSel</i> |
|--------------------------|----------------|---------------|
| <i>Novice</i> | 0,234 | 0,271 |
| <i>Expert</i> | 0,267 | 0,292 |
| %Tx (<i>p - value</i>) | +13,76%(0, 20) | +7,78%(0, 58) |

Tableau 5. Comparaison de l'efficacité de notre modèle selon les rôles d'expert et de novice - % Tx : Taux d'accroissement dû à notre modèle.

6. Conclusion

Dans ce papier, nous proposons un modèle d'ordonnancement de documents adapté à une activité de recherche d'information collaborative où sont intégrés des rôles basés sur le niveau d'expertise des utilisateurs quant au sujet de la requête. Notre modèle inclut une première étape de calcul des scores des documents en fonction des rôles des utilisateurs et une seconde étape d'allocation des documents en utilisant une méthode d'apprentissage basée sur l'algorithme EM. L'évaluation expérimentale du modèle proposé est effectuée selon un cadre de simulation construit par extension d'un cadre d'évaluation de l'état de l'art. Les résultats obtenus montrent l'intérêt de la personnalisation des scores de pertinence des documents selon l'expertise liée à la spécificité du vocabulaire des documents jugés pertinents, mais également l'apport de la méthode EM pour traduire la division du travail. La significativité des résultats a été attestée aussi bien sur la base des mesures de précision classique que des mesures orientées vers l'optimisation de la collaboration. Cependant, ces résultats sont issus d'un protocole expérimental qui simule une activité de RIC, offrant l'avantage de mise en place d'expérimentations de moindre coût mais, en contrepartie, limite la portée des résultats qui en sont issus. Pour cette raison, nous envisageons dans un futur proche de mener une évaluation expérimentale avec des utilisateurs réels sur des activités de recherche d'information collaborative. En complément, nous examinerons la possibilité d'extension du modèle à des groupes de taille plus élevée.

7. Bibliographie

- Attfield S., Blandford A., Makri S., « Social and interactional practices for disseminating current awareness information in an organisational setting », *Inf. Process. Manage.*, vol. 46, n° 6, p. 632-645, 2010.
- Baeza-Yates R. A., Ribeiro-Neto B., *Modern Information Retrieval*, Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1999.
- Dempster A. P., Laird N. M., Rubin D. B., « Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm », *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, vol. 39, n° 1, p. 1-38, 1977.
- Denning P. J., Yaholkovsky P., « Getting to "We" », *Commun. ACM*, vol. 51, n° 4, p. 19-24, 2008.
- Foley C., Smeaton A. F., « Synchronous Collaborative Information Retrieval : Techniques and Evaluation », *ECIR Conference Proceedings*, p. 42-53, 2009.
- Golovchinsky G., Qvarfordt O., Pickens J., « Collaborative Information Seeking », *IEEE Computer*, vol. 42, n° 3, p. 47-51, 2009.

- Hansen P., Järvelin K., « Collaborative information retrieval in an information-intensive domain », *Inf. Process. Manage.*, vol. 41, n° 5, p. 1101-1119, 2005.
- Hölscher C., Strube G., « Web search behavior of Internet experts and newbies », *Comput. Netw.*, vol. 33, n° 1-6, p. 337-346, 2000.
- Jelinek F., Mercer R. L., « Interpolated estimation of Markov source parameters from sparse data », *Pattern Recognition in Practice Conference Proceedings*, p. 381-397, 1980.
- Joho H., Hannah D., Jose J. M., « Revisiting IR Techniques for Collaborative Search Strategies », *ECIR Conference Proceedings*, p. 66-77, 2009.
- Kim G., « Relationship between index term specificity and relevance judgment », *Inf. Process. Manage.*, vol. 42, n° 5, p. 1218-1229, 2006.
- Morris M. R., « Collaborative Search Revisited », *CSCW Conference Proceedings*, p. 1181-1192, 2013.
- Morris M. R., Morris D., « Understanding the Potential for Collaborative Search Technologies in Clinical Settings », *International Workshop on CIR of CIKM Conference*, p. 11-14, 2011.
- Morris M. R., Teevan J., *Collaborative Web Search : Who, What, Where, When, and Why*, Morgan & Claypool, UK, 2009.
- Morris M. R., Teevan J., Bush S., « Enhancing collaborative web search with personalization : groupization, smart splitting, and group hit-highlighting », *CSCW Conference Proceedings*, p. 481-484, 2008.
- Pickens J., Golovchinsky G., Shah C., Qvarfordt P., Back M., « Algorithmic mediation for collaborative exploratory search », *SIGIR Conference Proceedings*, p. 315-322, 2008.
- Sebastiani F., « Machine Learning in Automated Text Categorization », *ACM Comput. Surv.*, vol. 34, n° 1, p. 1-47, 2002.
- Shah C., *Coagmento - A Case Study in Designing User-Centric Collaborative Information Seeking System*, IGI Global ; Hershey, PA, 2012a.
- Shah C., *Collaborative Information Seeking : The Art and Science of Making The Whole Greater Than The Sum of All*, Springer, 2012b.
- Shah C., González-Ibáñez R., « Evaluating the synergic effect of collaboration in information seeking », *SIGIR Conference Proceedings*, p. 913-922, 2011.
- Shah C., Pickens J., Golovchinsky G., « Role-based results redistribution for collaborative information retrieval », *Inf. Process. Manage.*, vol. 46, n° 6, p. 773-781, 2010.
- Smeaton A. F., Foley C., Gurrin C., Lee H., McGivney S., « Collaborative Searching for Video Using the Fischlar System and a DiamondTouch Table », *TABLETOP Conference Proceedings*, p. 151-159, 2006.
- Soboroff I., Harman D., « Novelty detection : the TREC experience », *HLT Conference Proceedings*, p. 105-112, 2005.
- Soulier L., Tamine L., Bahsoun W., « A Collaborative Document Ranking Model for a Multi-Faceted Search », *AIRS Conference Proceedings*, p. 109-120, 2013.
- Twidale M. B., Nichols D. M., « Collaborative Browsing and Visualisation of the Search Process », *Aslib Proceedings*, vol. 48, n° 7-8, p. 177-182, 1996.
- White R. W., Dumais S. T., Teevan J., « Characterizing the influence of domain expertise on web search behavior », *WSDM Conference Proceedings*, p. 132-141, 2009.